

专栏:智能传感器

基于麻雀搜索算法优化支持向量机的
瓶盖装配检测研究

张冬至,韩栋星,毛瑞源,郝广帅

(中国石油大学(华东)控制科学与工程学院,山东 青岛 266580)

摘要:针对基于支持向量机的瓶盖装配检测算法准确度不高、调参难度大的问题,提出通过麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm,SSA)对支持向量机(Support Vector Machines,SVM)的关键参数寻找最优解.采集瓶盖部位图像,包括标准、歪斜、铝塑分离、胶塞缺失、高盖 5 种类型,提取 6 个典型特征构建数据集,采用二分类支持向量机分类,分别通过遗传算法、粒子群算法和麻雀搜索算法对支持向量机参数进行调节.训练结果表明,麻雀搜索算法优化后的支持向量机模型测试准确率达到 98.33%,高于其他几种算法.基于 SSA-SVM 的瓶盖装配检测模型识别精度高,调参速度快,泛化能力强.

关键词:瓶盖装配检测;机器视觉;图像处理;支持向量机(SVM);麻雀搜索算法(SSA)

中图分类号:TP273

文献标志码:A

当前,传统的人工质检已经显现出短板,包括准确率低,长时间工作会对人的身心造成影响,检测结果具有主观性,不适应流水线上的快速生产等.机器视觉(Machine Vision,MV)技术,一种非接触式测量方式,以其精度高,稳定性好等优势,迅速地应用在众多行业^[1].机器视觉技术不断向前发展,成本进一步降低,机器视觉检测替代人工检测的趋势越来越明显.机器视觉系统融合了多种传感技术,图像传感器、光电传感器和磁性传感器等多传感器协同工作实现图像采集和到位检测.长远来看,提高机器视觉检测水平对于传感检测领域具有重大的社会经济效益和工程研究价值.

在药瓶视觉检测方面,使用较为广泛的模型有人工神经网络和支持向量机等.郝明等人^[2]在安瓿瓶包装视觉检测中使用了轻量级卷积神经网络.孙家政等人^[3]提出了基于支持向量机的药品纸盒检测模型.BA-HAGHIGHAT 等人^[4]在饮料瓶盖的视觉检测过程中采用了 VGG-19 网络优化微调的策略.郭凯等人^[5]在对瓶盖质量检测的过程中使用了图像分割的方法,为了达到好的分割效果,在阈值选取时采用了遗传算法进行优化搜索,输出的最优解即为最佳阈值.许江淳等人^[6]在对药片表面缺陷进行视觉检测时采用了以 Sigmoid 为核函数的支持向量机分类模型.ZHOU 等人^[7]使用待测区域的投影直方图作为匹配特征将瓶盖图像分为标准和瑕疵两类,设计了一种基于稀疏表示的算法,可适应流水线上高速检测.黄达等人^[8]在处理瓶盖图像时使用了最小二乘法算法,不仅解决了成像过程中的虚影问题,还大大降低了对硬件性能的要求.王贵锦等人^[9]提出的基于对称匹配的算法可以明显减少在瓶盖检查时,瓶子其他缺陷造成的干扰,提高了瓶盖检查的有效性和准确性.黄志鸿等人^[10]在检测瓶口缺陷时使用了支持向量机(Support Vector Machine,SVM)算法,所选取的核函数为径向基函数(Radial Basis Function,RBF),并以瓶盖面间隙灰度方差等 6 种缺陷特

收稿日期:2022-11-06;**修回日期:**2022-11-30.

基金项目:国家自然科学基金(51407200).

作者简介(通信作者):张冬至(1981—),男,山东聊城人,中国石油大学(华东)教授,博士,博士生导师,主要从事检测技术与自动化装置方面的研究,E-mail:dzzhang@upc.edu.cn.

征构建数据集,识别率可达 91.6%。余小游等人^[11]提取对称性特征和扁平性特征来检测安瓿瓶头部缺陷,准确率达到 97%。在调节模型参数方面,孙家政等人^[3]在对支持向量机参数优化搜索时选用了蒙特卡洛算法,在测试集上准确率达 90%。文献[12—14]在视觉检测过程中分别采用自适应粒子群算法、网格搜索算法和遗传算法对支持向量机进行调参。

对于上述方法,往往都有陷入局部最优值的问题,全局搜索能力不佳,特别是对于峰谷较多的函数,最后导致识别出错率的增加^[15—16]。本文提出了一种基于支持向量机(SVM)的瓶盖检测模型,并通过麻雀搜索算法对支持向量机的参数进行寻优。该方法首先筛选和提取瓶盖图像的 6 个典型特征,并进行样本标记,构建数据集,分别采用遗传算法、粒子群算法、麻雀搜索算法训练参数,得出准确率。本文所提出的方法其贡献在于:(1)在寻找支持向量机最优参数时采用了麻雀搜索算法,实现对瓶盖部位快速较高精度的识别;(2)既借鉴了传统手工选取特征的经验优势,又发挥了机器学习模型的泛化能力强的特点,可解释性好,调试周期短,易于维护。本文最后把训练得到的参数代入模型并进行在线测试,得出预测准确率,验证该方法的有效性。

1 总体方案设计

瓶盖装配视觉检测系统的工作流程为:待测药瓶依次推入传送带上,药瓶被运送到图像采集的最佳位置并触发光电传感器,该信号由可编程逻辑控制器(Programmable Logic Controller,PLC)传递给上位机,用于触发拍照程序,在照明系统的配合下完成对待测药瓶的图像扫描。图像处理程序按照预设的流程对在线获取的瓶盖图像进行预处理,对预处理后的图像提取特征信息,将特征向量输入图像分类模型实现分类,分类结果再通过通信单元传回 PLC 数据寄存器,分析比较后驱动执行机构将不合格的药瓶剔除生产线。

系统采用了直线式设计,该设计不仅能满足药瓶包装中的检测、传送和检测需求,而且具有结构简单,易于安装和维护的特点,平面结构示意图如图 1 所示。采用数据采集与监视控制系统(Supervisory Control and Data Acquisition,SCADA)的架构,最上层为上位机,实现图像采集、处理和分类等。中间层是 PLC 和相机,用于采集数据。底层是传感器和驱动器,用于感知状态或执行命令。

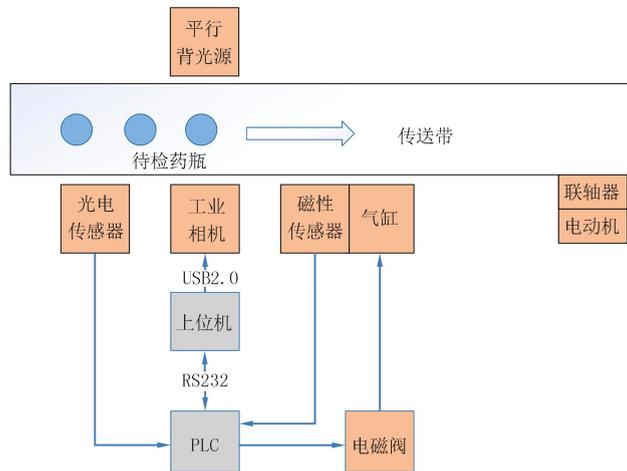


图1 平台结构示意图

Fig.1 Schematic diagram of platform structure

2 系统硬件平台搭建

瓶盖装配视觉检测平台的搭建需要选择合适的图像采集装置,包括工业相机、镜头等。本文搭建好的视觉检测平台实物图如图 2 所示。采用互补金属氧化物半导体型彩色面阵相机,该相机的分辨率为 3 MP,采用了焦距为 8 mm,C 接口的镜头,可以手动调焦,光圈数为 F1.4~F16C,可以满足对瓶盖部位的拍摄需求。在对瓶盖部位图像采集时,选用红色 LED 平行面光源,采用背光照明的方式。为保证照度的均匀性,镜头的视

野范围应全部置于光源发光面积之内,本场景对执行机构的精度要求不高,只需要把次品推出即可.在流水线上工作,要选用实时性好、响应快、可靠性高、经济适用的执行器.因此,活塞式气动执行机构是本文的最佳选择.

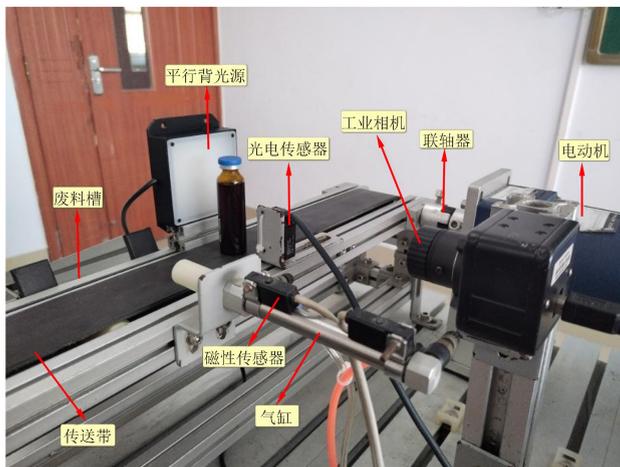


图2 药瓶视觉检测平台实物图

Fig.2 Physical diagram of the visual inspection platform for pharmaceutical bottles

3 软件流程设计

结合搭建的视觉检测平台,对药瓶视觉检测系统软件进行了开发设计.药瓶视觉检测系统软件采用模块化设计思想,包括上位机程序和 PLC 程序以及二者的通信程序.各个模块独立设计和调试,协同工作,提高了检测效率,易于维护.上位机程序包括图像采集程序,图像处理程序和图像分类模型等.通信模块主要利用 ActiveX 控件实现 PLC 和上位机之间数据传输,包括对光电传感器信号的读取和将分类结果写入 PLC 数据寄存器.药瓶视觉检测系统软件设计流程图如图 3 所示.

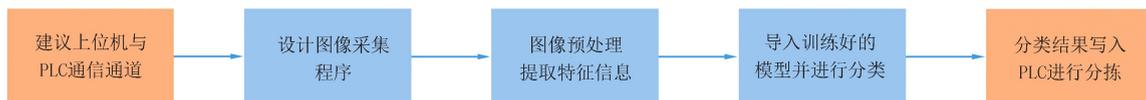


图3 药瓶视觉检测系统软件设计流程图

Fig.3 Flowchart of the software design of the pharmaceutical bottle visual inspection system

4 基于麻雀搜索算法优化支持向量机的瓶盖图像分类模型

4.1 构建瓶盖图像数据集

图 4 为瓶盖装配过程中几种典型图像,对采集到的图像采用中值滤波法消除噪声、直方图均衡化法进行图像增强,通过最大类间方差阈值分割方法实现照明背景和瓶盖前景的分离,再经过形态学操作就得到了良好的特征图,处理流程如图 5 所示,效果如图 6 所示.

本文提取瓶盖图像的形状特征和几何特征构建数据集,几何特征选取瓶盖二值图像的周长、面积,形状特征选取圆形成度、最小外接矩形的长和宽及细长度作为数据集的特征值.

几何特征:瓶盖图像的周长指的是瓶盖部分的边缘长度或者是围绕瓶盖图像区域边界的距离.本文采用 8 链码进行边界追踪,瓶盖图像周长的计算方式为:

$$L = N_o + \sqrt{2}N_e, \quad (1)$$

其中 N_e 和 N_o 分别为偶数码、奇数码的像素个数.瓶盖图像面积可以由瓶盖图像的边界包围区域内的像素个数之和表示.如(2)式所示.



图4 典型瓶盖装配图像

Fig.4 Typical cap assembly image

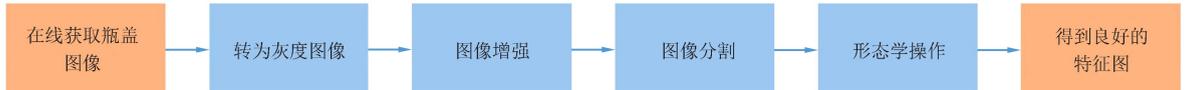


图5 瓶盖图像预处理流程图

Fig.5 Bottle cap image pre-processing flow chart

$$S = \sum_{(x,y) \in BW} g(x,y), \quad (2)$$

其中 (x,y) 表示二值图像 BW 上的点, $g(x,y) = 1$ 对应的点位于瓶盖部分, $g(x,y) = 0$ 对应的点位于背景部分, 统计瓶盖部分的像素总数即瓶盖面积。

形状特征: 圆形度是表征瓶盖图像边缘复杂度的量, 圆形度公式如(3)式所示, 由(3)式可知当区域为圆形时, 该值为 1。

$$A = \frac{4\pi S}{L^2}, \quad (3)$$

其中 S 为瓶盖图像的面积, L 表示瓶盖图像的周长。

最小外接矩形的长和宽: 瓶盖图像的最小外接矩形如图 7 中白色方框所示。从图 7 中可以看出对于瓶盖歪斜和高盖的图像, 矩形垂直方向上距离大, 而对于胶塞缺失或者无盖的图像该距离较小。细长度也是形状描述的一个维度, 它用最小外接矩形的长与宽比值来表示, 可以有效区分细长的图像和近似方形的图像。以上特征除了细长度和圆形度无量纲外, 其他特征的单位均为像素 (px)。表 1 所示的是未经归一化的部分样本特征值。

4.2 基于支持向量机的瓶盖图像分类模型

VAPNIK^[17] 提出了带有软间隔的非线性支持向量机, 形成了完备的 SVM 理论。对于瓶盖样本训练集, y_i 是类别标号, 其中标准图像为正类, y 的值为 +1, 有瑕疵的为负类, y 的值为 -1, 样本训练集往往加入了被噪声污染的异常点, 因此引入松弛变量 ξ_i , 引入后的支持向量机优化问题如下:

$$\begin{cases} \min_{\omega, \xi_i, b} \frac{1}{2}(\omega^T \omega) + C(\sum_{i=1}^N \xi_i), \\ \text{s.t. } y_i(\omega^T x_i + b) - 1 + \xi_i \geq 0, \xi_i \geq 0, \end{cases} \quad (4)$$



图6 瓶盖图像预处理

图6 瓶盖图像预处理

Fig.6 Bottle cap image pre-processing

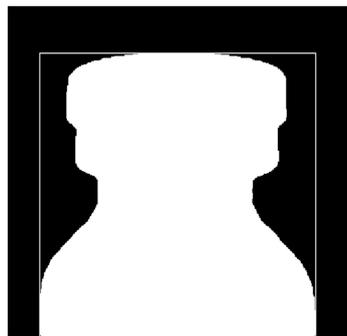


图7 瓶盖图像的最小外接矩形

Fig.7 Minimum external rectangle of the bottle cap image

表 1 部分样本的特征值

Tab. 1 Eigenvalues of some samples

类别	面积/px	周长/px	矩形长/px	矩形宽/px	细长度	圆形度
-1	57 317	2 521.031	255	248	0.972 549	0.113 271
1	55 723	2 620.971	249	261	1.048 193	0.102 207
1	49 691	2 646.017	267	273	1.022 472	0.089 142
-1	52 556	2 223.718	252	278	1.103 175	0.133 491
-1	57 719	2 467.954	255	248	0.972 549	0.119 023
1	51 375	2 315.077	251	286	1.139 442	0.120 395
-1	52 585	2 230.169	252	278	1.103 175	0.132 793
1	49 620	2 623.568	267	273	1.022 472	0.090 544

ω 表示分类面的法向量, b 表示截距, C 为惩罚因子, N 代表样本个数, 当样本正确分类时, $\xi_i = 0$. 与 C 相乘的部分表示所有错分样本之和, 对于上述问题的求解可将原问题转化为对偶问题, 变成凸优化二次规划, 如(5)式所示,

$$\begin{cases} \max_{\alpha} Q(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j, \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i = 0 \text{ 且 } 0 \leq \alpha_i \leq C. \end{cases} \quad (5)$$

为了解决非线性可分的问题, 借助核函数 κ ((6)式) 将其延伸到高维空间中求解, 决策超平面如(7)式所示:

$$\kappa(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j), \quad (6)$$

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i \kappa(x_i, x) + b\right), \quad (7)$$

$\phi(x)$ 表示 x 在高维空间中的映射. 支持向量机利用核函数和软间隔能够使瓶盖图像的分类问题得以求解. 惩罚项 C 是支持向量机必优化的参数; 如果所选核函数有待优化的参数, 如(8)式所示的径向基核函数, 其宽度参数 σ 也需要搜寻最优解,

$$\kappa(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right). \quad (8)$$

4.3 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA) 的搜索方式独具一格, 表现为寻优速度快, 输出解的可靠性高, 该算法通过模拟麻雀种群获取食物和躲避攻击的过程, 实现对最优参数的搜索^[18]. 与经典的优化方法不同, 它不拘泥于常规的数学推导, 该算法在本质上是一种群智能搜索算法, 可最大程度地发挥现代计算机的优越性能, 在较短的时间内完成迭代更新.

首先按照比率把一群麻雀分为两类, 第一类靠近食物, 容易获取食物, 被称为搜寻者. 搜寻者在种群中负责发现食物, 其特点是具有较高的适应度值. (9)式表示的是在 t 次迭代后, 麻雀 i 在第 j 维解空间的位置. 根据警戒值 R_2 与安全值 ST 的大小, 分为两种情形: 当 R_2 大于等于 ST 时, 麻雀觉察到危险, 在原位置的基础上以正态分布的方式更新到下一位置而且是随机移动, Q 为正态分布随机数, L 是 1 行 d 列的全 1 矩阵. 当 R_2 小于 ST 时, 此时麻雀种群是安全的, 可以自由觅食, 在 $(0, 1]$ 上随机生成, 与相乘的是最大迭代次数. 警戒值一般为 $[0, 1]$, 安全阈值一般为 $[0.5, 1]$.

$$X_{x,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{x,j}^t + Q \cdot L, R_2 \geq ST; \\ X_{i,j} \exp\left(\frac{-i}{\alpha \cdot \text{iter}_{\max}}\right), R_2 < ST. \end{cases} \quad (9)$$

第二类则是在搜寻者的指引下觅食, 称为跟随者. 跟随者位置的更新也是分为两种情形: 当 $i > n/2$ 时, 意味着跟随者 i 在此处觅食情况不理想, 为了获得充足的食物, 跟随者将会以正态分布的方式摆脱当前困境

即 X_w . 而当 $i \leq n/2$ 时, 跟随者不仅可以觅食, 还可以移动到食物最充足的位置即 X_p . $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$, A 表示 1 行 d 列的矩阵, 其中各元素随机赋值为 ± 1 . 这种独特的更新方式可以使得麻雀在总体维度上都在接近食物最充分的位置. 其 t 次迭代后位置更新见(10)式,

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \exp\left(\frac{X_w^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > \frac{n}{2}; \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, & i \leq \frac{n}{2}. \end{cases} \quad (10)$$

麻雀在觅食的同时还会警戒周围可能存在的危险, 表现出反捕食行为. 预警麻雀的位置更新方式为

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t + K \left(\frac{|X_{i,j}^t - X_w^t|}{(f_i - f_w) + \epsilon} \right), & f_i = f_g; \\ X_b^t + \beta \cdot |X_{i,j}^t - X_b^t|, & f_i > f_g. \end{cases} \quad (11)$$

预警麻雀是在全体麻雀中随机选取的, 若选取的麻雀的适应度 f_i 等于此时全局最佳适应度 f_g , 这意味着位于种群之中的麻雀预知到了危险的存在, 不宜继续停留, 应去安全的地方觅食以降低被捕食的风险, 其移动的方式是通过与当前全局最差位置 X_w 以及在最差位置上的麻雀适应度 f_w 作比较, 并乘上系数 K , K 的正负用来表示麻雀移动的方向, K 的大小用来调节步长. K 是 -1 到 1 闭区间上任意选取的数. ϵ 表示最小常数, 避免分式运算出现错误. 若选取的麻雀的适应度大于此时全局最佳适应度, 意味着此时的麻雀离种群的中心较远, 为躲避捕食者的攻击, 获取充足的食物, 麻雀将以正态分布的方式接近此时全局最优位置 X_b . 系数 β 的取值服从标准正态分布, 并且随机产生.

4.4 麻雀搜索算法优化基于支持向量机的瓶盖分类模型参数流程

基于麻雀搜索算法优化支持向量机参数的瓶盖图像检测流程如下:

- (1) 构建支持向量机, 选择适当的核函数. 本算法选择径向基函数作为核函数, 并以交叉验证准确率作为麻雀搜索算法的适应度函数.
- (2) 将归一化后的数据集选取 300 张作为训练集. 在训练集上利用麻雀搜索算法对支持向量机的参数 C 和 g 优化调节和交叉验证.
- (3) 将优化后的参数送入支持向量机模型, 利用训练好的模型进行在线预测分类, 得出预测准确率. 瓶盖图像检测算法流程图如图 8 所示.

5 实验与分析

5.1 模型调参结果

本文分别采用遗传算法 (Genetic Algorithm, GA)^[19]、粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)^[20]、麻雀搜索算法对 SVM 参数优化搜索, 对于遗传算法、粒子群算法和麻雀搜索算法迭代次数设置为 100 代, 种群规模为 20, 参数 C , g 的范围设置为 $[0, 100]$, 交叉验证折数 $V=5$. 在 MATLAB 2020a 环境下进行仿真, 适应度曲线和调参结果如图(9~11)和表 2 所示.

遗传算法在经过 38 代进化后, 验证准确率稳定在 97.66%, 平均适应度相对较高, 这是由于交叉变异操作使得染色体可以充分地交换和传递信息, 但同时也增加了计算复杂度, 种群靠近最优解的过程变得缓慢均匀, 迭代次数较多. 优化得到的参数 C 为 1.902 8, 参数 g 为 4.352 8.

粒子群算法收敛迅速, 经过 14 代就能达到最优值, 但平均适应度相对略低, 交叉验证准确率为 96%. 粒子通过与自身和全局最优值双重比较, 可以迅速获得与最优解相关信息, 但是容易早熟, 陷入局部最优. 与训练前期相比, 后期平均适应度有降低的趋势, 信息更新逐渐进入停滞的状态. 优化得到的参数 C 为 2.244 6, 参数 g 为 3.066 1.

麻雀搜索算法表现优异, 不仅收敛快, 收敛代数远小于粒子群算法, 而且平均适应度、最佳适应度高, 可达 98.66%. 虽然平均适应度上下波动较大, 但都能维持在较高水平. 这主要得益于其独特的搜索方式, 首先不断筛选出良好的食物发现者, 同时发现者对加入者的指引作用, 使得个体可以向最优值快速聚集. 为了避

免陷入局部最优的情况,警戒者在发现危险后为其他个体提供位置更新信息.该算法在局部最优处,可以迅速跳出,防止出现在局部极值处信息更新缓慢的问题,具有相当强的全局优化能力.在参数没有太多增加的情况下,种群多样性获得了进一步丰富.优化得到的参数 C 为 3.644 2,参数 g 为 61.406 5.

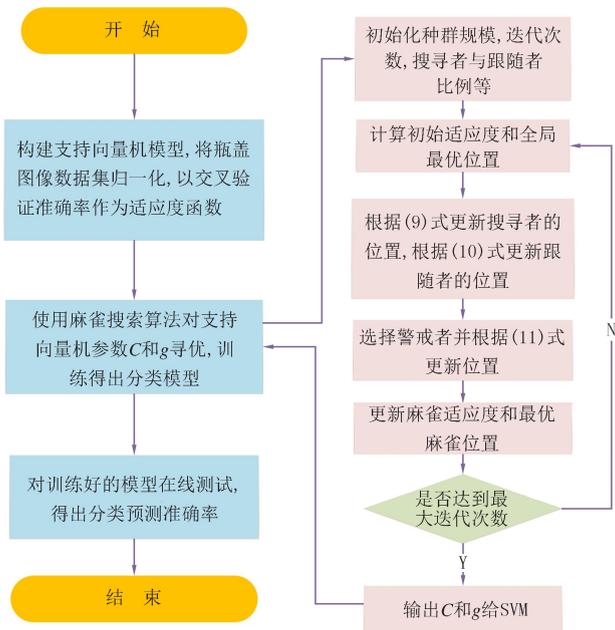


图8 瓶盖图像分类模型参数调节流程图

Fig.8 Flow chart of bottle cap image classification model parameter adjustment

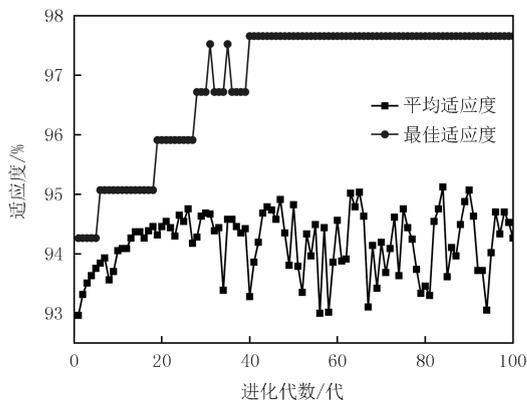


图9 遗传算法适应度曲线

Fig.9 Genetic algorithm adaptation curve

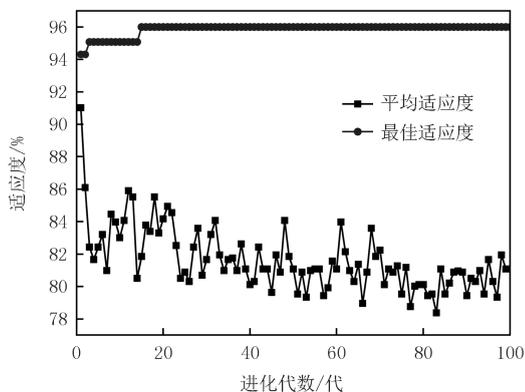


图10 粒子群算法适应度曲线

Fig.10 Particle swarm algorithm adaptation curve

5.2 在线测试

将各算法优化得到的参数代入瓶盖图像分类模型,并对 120 个样本进行在线测试,其中 5 种瓶盖装配样本各 24 个.为了更加全面地反映各模型预测情况,除了计算准确率(A)以外,引入细分评价指标.精确率(P)表征了预测结果为标准装配中真正标准装配的比率.召回率(R)表征模型在所有实际标准装配瓶盖中预测和实际都是标准装配的比率. $F1$ 值是上述两者的调和平均数.计算方法为

$$A = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}, \tag{12}$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, \tag{13}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}, \tag{14}$$

$$F1 = \frac{2TP}{2TP + FN + FP}, \tag{15}$$

其中 TP 表示实际和预测都是瓶盖标准装配的样本数, TN 表示实际和预测都是装配不合格的样本数, FN 表示实际为标准装配但预测为不合格装配的样本数, FP 表示实际为不合格装配但预测为标准装配的样本数. 受试者工作特征 ROC (Receiver Operating Characteristic, ROC) 曲线分别以假阳率 (False positive rate, FPR) 和真阳率 (True positive rate, TPR) 为 X 轴和 Y 轴, 曲线下覆盖面积 (Area under curve, AUC) 越大, 预测准确率越高. 计算得到的评价指标如表 3 所示, ROC 曲线如图 12 所示.

表 2 各算法调参结果

算法名称	参数 C	参数 g	交叉验证准确率/%
遗传算法	1.902 8	4.352 8	97.66
粒子群算法	2.244 6	3.066 1	96.00
麻雀搜索算法	3.644 2	61.406 5	98.66

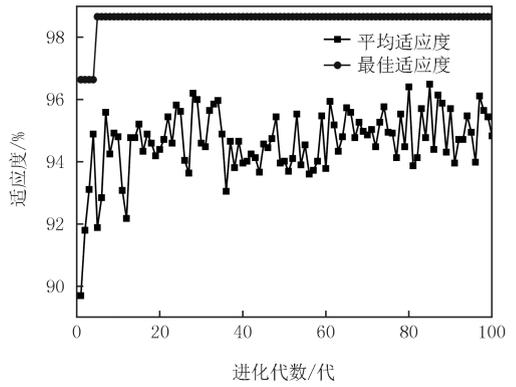


图11 麻雀搜索算法算法适应度曲线

Fig.11 Sparrow search algorithm algorithm adaptation curve

表 3 瓶盖图像分类模型评价指标

模型名称	准确率/%	召回率/%	精确率/%	F1 Score/%
GA-SVM	97.50	88	100.0	93.6
PSO-SVM	95.83	84	95.4	89.3
SSA-SVM	98.33	92	100.0	95.8

未经任何算法优化的 SVM (参数 C 取默认值 1, g 取类别数的倒数 0.5) 在测试集上只有 72.50% (87/120) 的准确率, AUC 值为 0.684, 从图 12 中明显可以看出, 经过优化后的 SVM, 预测准确率都获得了显著提高. 遗传算法优化后的模型在测试集上可达到 97.50% (117/120) 的准确率, AUC 值为 0.940, 粒子群算法优化后的模型在测试集上准确率为 95.83% (115/120), AUC 值为 0.915, 麻雀搜索算法优化后的模型在测试集上准确率能达到 98.33% (118/120), 比遗传算法提高了 0.83%, AUC 值为 0.960, SSA-SVM 在测试数据集 120 张图片中只有 2 张分类出错.

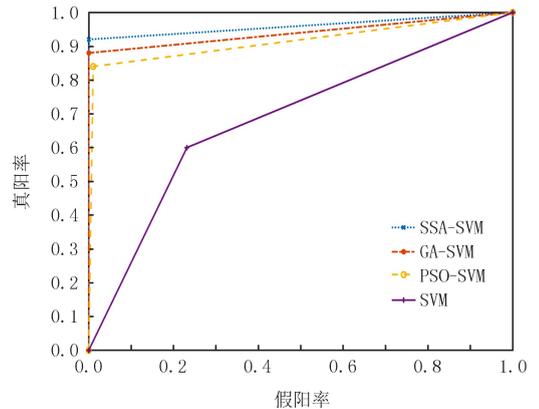


图12 ROC曲线

Fig.12 ROC curve

从表 3 中可以看出, SSA-SVM 4 个指标都高于其他几类算法, 表明预测时产生的误判更少. GA-SVM 和 SSA-SVM 对负样本的预测效果好于对正样本的预测效果. PSO-SVM 在对正、负样本的预测精确方面都低于其他几种算法. 通过对比测试集上的实际分类值与预测分类值, 粒子群算法、遗传算法识别出错的图像如图 13 所示, 麻雀搜索算法识别出错的图像如图 13(b)和图 13(c)所示.

经过重新确认, 图 13(a)是一张标准瓶盖的图像, 标注没有错误. 但是由于拍摄角度的原因, 仔细观察可以发现该图像顶端部分左右不对称, 疑似一张瓶盖歪斜的样本. 该样本通过本文所提出的麻雀搜索算法优化支持向量机参数的模型获得了正确分类. 图 13(b)和 13(c)是所有优化模型包括 SSA-SVM 都未能正确分类的图片, 瓶盖装配本身没有瑕疵, 其中图 13(b)是由于传送带跳动使得药瓶发生倾斜, 而图 13(c)则是由于光电传感器延迟触发拍照, 造成瓶盖部

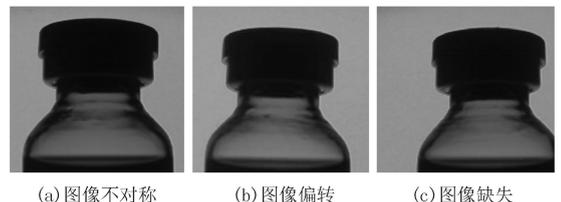


图13 测试集分类出错的图像

Fig.13 Image of test set classification error

图 13(b)是由于传送带跳动使得药瓶发生倾斜, 而图 13(c)则是由于光电传感器延迟触发拍照, 造成瓶盖部

分图像丢失。由此可见,在光照或者拍摄角度略有误差时 SSA-SVM 的泛化性能要好于其他几种优化模型。相对于其他的启发式搜索算法,麻雀搜索算法在收敛速度和收敛精度方面表现都比较好,很大程度上提高了最优解的有效性和可靠性,保证了支持向量机分类模型在解决实际问题时的泛化能力。

6 结 论

针对基于支持向量机的西林瓶盖检测模型在优化参数时容易陷入局部最优的问题,本文提出了一种基于支持向量机的瓶盖装配检测方法,并通过麻雀搜索算法对支持向量机的最佳参数进行搜索。训练结果表明,SSA-SVM 具有较强的泛化能力,收敛速度快,准确率高,在当前测试集上可以达到 98.33% 的准确率,明显优于其他几种优化算法。

参 考 文 献

- [1] 汤勃,孔建益,伍世虔.机器视觉表面缺陷检测综述[J].中国图象图形学报,2017,22(12):1640-1663.
TANG B,KONG J Y,WU S Q.Review of surface defect detection based on machine vision[J].Journal of Image and Graphics,2017,22(12):1640-1663.
- [2] 郝明,任德均,胡云起,等.基于机器视觉和轻量级卷积网络的安瓿瓶包装质量检测算法[J].计算机应用,2020,40(10):2899-2903.
GAO M,REN D J,HU Y Q,et al.Ampoule packaging quality inspection algorithm based on machine vision and lightweight neural network[J].Journal of Computer Applications,2020,40(10):2899-2903.
- [3] 孙家政,刘津彤,张岚泽,等.基于改进支持向量机的药品包装纸盒快速鉴别研究[J].包装工程,2022,43(9):131-137.
SUN J Z,LIU J T,ZHANG L Z,et al.Rapid identification of drug packaging box based on improved support vector machine[J].Packaging Engineering,2022,43(9):131-137.
- [4] BAHAGHIGHAT M,ABEDINI F,S'HOYAN M,et al.Vision inspection of bottle caps in drink factories using convolutional neural networks[C]//2019 IEEE 15th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing.Cluj-Napoca,Romania.IEEE,2019:381-385.
- [5] 郭凯,孔万增.遗传算法在工业机器视觉中的应用[J].杭州电子科技大学学报,2011,31(1):50-53.
GUO K,KONG W Z.Applications of genetic algorithm in industrial machine vision[J].Journal of Hangzhou Dianzi University,2011,31(1):50-53.
- [6] 许江淳,岳秋燕,任向阳,等.基于机器视觉的药片表面缺陷识别与分拣系统设计[J].传感器与微系统,2017,36(6):90-93.
XU J C,YUE Q Y,REN X Y,et al.Design of tablet form merohedral stuffing identification and sorting system based on machine vision [J].Transducer and Microsystem Technologies,2017,36(6):90-93.
- [7] ZHOU W J.A sparse representation based fast detection method for surface defect detection of bottle caps[J].Neurocomputing,2014,123:406-414.
- [8] 黄达,黄树彩,刘锦昌,等.基于最小二乘法的瓶盖检测算法设计应用[J].计算机应用与软件,2017,34(11):223-227.
HUANG D,HUANG S C,LIU J C,et al.Design of bottle cap detection algorithm based on least square method and its application[J].Computer Applications and Software,2017,34(11):223-227.
- [9] 王贵锦,刘博,何贝,等.应用对称匹配的 PET 瓶瓶盖缺陷实时检测[J].应用科学学报,2014,32(6):617-624.
WANG G J,LIU B,HE B,et al.Real-time PET cap defect inspection based on symmetry match[J].Journal of Applied Sciences,2014,32(6):617-624.
- [10] 黄志鸿,毛建旭,王耀南,等.基于机器视觉的啤酒瓶口缺陷检测分类方法研究[J].电子测量与仪器学报,2016,30(6):873-879.
HUANG Z H,MAO J X,WANG Y N,et al.Research on beer bottle defect classification detection method based on machine vision[J].Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2016,30(6):873-879.
- [11] 余小游,胡小梅,刘巨昌,等.基于梯度向量特征提取的安瓿瓶外观检测方法[J].电子测量与仪器学报,2014,28(4):387-394.
YU X Y,HU X M,LIU J C,et al.Ampoule bottle appearance detection method based on gradient vector features extraction[J].Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2014,28(4):387-394.
- [12] 刘磊,陈爱军,彭伟康,等.ABS 齿圈表面缺陷视觉检测方法[J].中国测试,2019,45(8):145-150.
LIU L,CHEN A J,PENG W K,et al.ABS ring gear surface defect visual inspection method[J].China Measurement & Test,2019,45(8):145-150.
- [13] 刘小生,章治邦.基于改进网格搜索法的 SVM 参数优化[J].江西理工大学学报,2019,40(1):5-9.
LIU X S,ZHANG Z B.Parameter optimization of Support Vector Machine based on improved grid search method[J].Journal of Jiangxi University of Science and Technology,2019,40(1):5-9.
- [14] 刘焕军.基于多核支持向量机集成的智能玻璃制品检测算法[J].计算机测量与控制,2011,19(2):359-362.
LIU H J.Glass products intelligent inspection method based on multi kernel function support vector machine ensemble[J].Computer

Measurement & Control, 2011, 19(2): 359-362.

- [15] 李龙澍, 张效见. 一种新的自适应惯性权重混沌 PSO 算法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(9): 139-144.
LI L S, ZHANG X J. New chaos particle swarm optimization based on adaptive inertia weight[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(9): 139-144.
- [16] MAVROVOUNIOTIS M, et al. A survey of swarm intelligence for dynamic optimization: Algorithms and applications[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2017, 33: 1-17.
- [17] VAPNIK V N. An overview of statistical learning theory[J]. IEEE transactions on neural networks, 1999, 10(5): 988-999.
- [18] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [19] 张沫, 郑慧峰, 倪豪, 等. 基于遗传算法优化支持向量机的超声图像缺陷分类[J]. 计量学报, 2019, 40(5): 887-892.
ZHANG M, ZHENG H F, NI H, et al. Ultrasonic image defect classification based on support vector machine optimized by genetic algorithm[J]. Acta Metrologica Sinica, 2019, 40(5): 887-892.
- [20] GU W C, CHAI B R, TENG Y P. Research on support vector machine based on particle swarm optimization[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2014, 34(7): 705-709.

Research on bottle cap assembly detection based on sparrow search algorithm optimized support vector machine

Zhang Dongzhi, Han Dongxing, Mao Ruiyuan, Xi Guangshuai

(College of Control Science and Engineering, China University of Petroleum, Qingdao 266580, China)

Abstract: Aiming at the low accuracy of the vial cap assembly detection algorithm, based on support vector machine and the difficulty of parameter adjustment, a sparrow search algorithm(SSA) was proposed to find the optimal solution to the key parameters of supporting vector machines(SVM). Images of bottle cap parts were collected, including standard, skew, aluminum-plastic separation, missing glue plug and high cap. Six typical features were extracted to construct a data set. The two-class support vector machine was used for classification. The parameters of supporting vector machine were adjusted by genetic algorithm, particle swarm algorithm and sparrow search algorithm. The training results show that the test accuracy of the SVM model optimized by the sparrow search algorithm reaches 98.33%, which is higher than that of other algorithms. The SSA-SVM-based vial cap assembly detection model has high recognition accuracy, fast parameter adjustment and strong generalization ability.

Keywords: vial cap assembly detection; machine vision; image processing; support vector machine(SVM); sparrow search algorithm(SSA)

[责任编辑 赵晓华 陈留院]

本期专家介绍



苗长虹,河南大学教授,博士,博士生导师,教育部人文社科重点研究基地“黄河文明与可持续发展研究中心”主任、“黄河文明省部共建协同创新中心”主任,中国地理学会常务理事,中国地理学会黄河分会主任,国际区域研究协会(RSA)中国分会常务理事,享受国务院政府特殊津贴专家,入选国家“万人计划”领军人才.主要从事经济地理、区域发展与空间规划等研究.主持国家自然科学基金重点项目1项,面上和青年项目5项,国家社会科学基金项目1项.在专业核心期刊发表论文150余篇,出版专著10余部,获得河南省科技进步二等奖1项,河南省社会科学优秀成果一等奖1项.致力于推动“黄河学”学科创建和“学习场”理论发展,服务于“一带一路”、黄河流域生态保护与高质量发展和中原城市群建设等国家和区域重大战略实践.

徐甲强,河南卫辉人,上海大学教授,博士生导师,理学院副院长.2003年获得河南省杰出青年科学基金资助,2010年入选江苏省“双创人才”,入选由斯坦福大学和爱思维尔集团发布的1960—2019年终身科学影响力排行榜,2019年前2%顶尖科学家(分析化学),2022年前2%顶尖科学家(化学).研究方向为纳米材料化学,包括纳米结构材料的设计、可控制备及其在能源、信息和生命科学等领域中的应用.主持并完成国家重点研发计划项目课题、国家自然科学基金等研究课题10项,研究成果获得上海市自然科学二等奖1项、河南省科技进步奖5项.在 *Angew Chem Int Ed*, *Adv Funct Mater*, *J Mater Chem(A,B,C)*, *J Hazard Mater*, *Sens Actuators B*, *ACS Appl Mater Interf* 和 *Inorg Chem* 等 SCI 期刊发表论文300余篇,先后入选 ESI 高被引论文18篇,总被引次数12000次, H 指数63.现拥有国家发明专利25件,其中10多项成果在企业转化或授权使用,并获得上海市成果转化基金资助.



张冬至,中国石油大学(华东)教授,博士生导师,山东省泰山学者青年专家,中国石油大学(华东)控制科学与工程学院副院长,中国高校电工电子在线开放课程联盟山东省工作委员会主任,山东省电工技术学会副理事长,山东省高等学校青年创新团队带头人,首批国家级一流本科课程负责人,青岛市拔尖人才,青岛高校教学名师.主要从事微纳传感器技术与微系统、智能感知与柔性电子技术、电子信息技术与检测仪器等研究.主持国家自然科学基金项目、山东省重点研发计划项目等科研项目20余项,在 *ACS Nano*, *Nano-Micro Letters*, *Nano Energy*, *Sensors and Actuators B* 等



著名期刊上发表 SCI 收录论文170余篇,先后入选 ESI 高被引论文20篇,出版学术专著1部,授权国家发明专利20余件,以第一完成人获中国石油和化学工业联合会科技进步奖一等奖、山东省自然科学奖二等奖、中国电子学会自然科学奖二等奖、中国商业联合会科技进步奖二等奖、青岛市自然科学奖二等奖等科技奖励,荣获山东省高等教育教学成果奖一等奖、中国石油教育学会教学成果一等奖等多项教学奖项,入选全球前2%顶尖科学家榜单、全国高校矿业石油与安全工程领域优秀青年科技人才奖、中国电子学会优秀科技工作者等.